# 人工智能辅助种植策略对温室草莓生产调控效果对比研究

耿闻轩[1]，赵俊晔[1*]，阮继伟[2*]，侯跃辉[3]

（1. 中国农业科学院农业信息研究所/农业部农业信息技术重点实验室，北京 100081；2. 云南省农业科学院花卉研究所，云南昆明 650205；3. 云南省元江县农业技术推广服务中心，云南元江 653300）

**摘　要：**人工智能（Artificial Intelligence，AI）辅助种植有助于提高设施园艺作物精准化管理水平、缓解日益凸显的劳动力紧缺问题。草莓是典型的劳动密集型园艺作物，研究对比采用不同AI种植策略和关键技术对草莓温室生产的调控效果，可对园艺作物种植的AI技术改进和产业化应用提供参考。本研究对比分析了4个不同AI种植策略对草莓生长发育和产量及品质的调控效果，并以人工种植管理为参照，对AI种植的技术特点和存在问题进行了分析。结果表明，知识图谱、深度学习、视觉识别、作物模型和作物生长仿真器等技术在草莓AI种植中各有优势。其中，AI-1组采用知识图谱技术将专家经验、作物数据和环境数据进行融合，建立了标准化草莓种植知识结构和智慧种植决策方法，对作物生产发育的调控较为稳健，以较低的投入获得了最高产值。与人工种植管理相比，AI种植策略组的平均产量提高了1.66倍，平均产值提高了1.82倍，最高投入产投比提高了1.27倍。针对高产优质的目标，在配备较完善的智能化设备和控制组件的温室生产条件下，AI辅助种植能有效提高草莓种植管控的精准度，减少水肥和劳动力的投入，获得较高的收益，但也存在对人工管理扰动的模拟难、作物本体信息采集难等问题。

**关键词：**人工智能；草莓；种植策略；调控效果；自动化温室；知识图谱

**中图分类号：**S625.5+1；S3　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202203006

引用格式：耿闻轩，赵俊晔，阮继伟，侯跃辉．人工智能辅助种植策略对温室草莓生产调控效果对比研究[J]．智慧农业(中英文)，2022，4(2)：183-193.

GENG Wenxuan, ZHAO Junye, RUAN Jiwei, HOU Yuehui. Comparative study of the regulation effects of artificial intelligence-assisted planting strategies on strawberry production in greenhouse[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2): 183-193. (in Chinese with English abstract)

## 1　引　言

中国是世界草莓第一生产大国和消费大国，年产量超过300万吨，占世界总产量的50%以上[1]。在生产方式上，中国草莓已经基本由传统的露地栽培转变为设施栽培，其中半促成栽培和促成栽培都占较大的比重。目前，南方产区草莓大棚逐渐向连栋大棚的方向发展，北方产区新一代日光温室正逐渐取代传统日光温室[2]。伴随设

收稿日期：2022-03-08

基金项目：中国农业科学院农业信息研究所公益性科研院所基本科研业务费专项资金（JBYW-AII-2021-15）；国家自然科学基金（31601243）；云南省技术创新人才培养对象（2018HB116）

作者简介：耿闻轩（1996—），女，博士研究生，研究方向为农业数字化。E-mail：wenxuangeng@163.com

*通信作者：1. 赵俊晔（1978—），女，博士，研究员，研究方向为农业数字化转型、作物栽培生理。E-mail：zhaojunye@caas.cn

2. 阮继伟（1978—），男，博士，研究员，研究方向为园艺作物遗传育种与栽培技术。E-mail：rjw@yaas.org.cn

施条件的改善，远程环境监测、水肥一体化等技术已成为草莓设施生产的常规配置[1]。但由于草莓植株矮小、生长量大、易染病，对温度、湿度、光照要求较高，生产管理过程中人工成本很高，且常因栽培管理技术粗放，缺乏标准化栽培模式，导致植株长势较差，畸形果多，病虫害严重，生产水平仍与发达国家存在差距[3]。近年来，机器学习、专家系统等人工智能技术在农业中加快研究和应用，在提高精细化管理水平、缓解劳动力紧缺等方面被寄予厚望。草莓作为劳动密集型产业的典型代表，对智能化技术的应用需求也日渐迫切。

信息技术在设施园艺作物生产管理中的应用可以追溯到上世纪80年代，逐渐由传统的数据库发展为可以解决复杂问题的决策支持系统[4]。人工智能在作物病害识别、自动灌溉、自动化采摘、产量预测等方面已经有较多的研究。近几年，人工智能技术在草莓种植中也逐渐发展应用，特别是图像识别技术在病虫害识别和果实识别方面进展较快。以卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）为主的深度网络技术早期病害识别效率高，保证了草莓病害分类的准确性[5-7]。YOLOv4、DCNN、IoT-Edge等技术的综合运用，能够有效提高草莓果实识别速度，减少机械采摘过程中由于定位不准确而造成的果实损伤[8-10]。人工智能远程作物管理也成为新的研究热点。温室气候模型和作物模型通过模拟和预测温室环境和作物生长，提供不同生长条件下的植株长势信息和实现特定生产目标的环境调控信息，为智慧种植决策提供支持。模型结合传感器和机器学习可以实现温室作物生产的自动化控制，目前在黄瓜、番茄、甜椒等作物的产量和品质调控方面得到了成功验证[11-13]。然而，人工智能在温室作物生产控制中的应用仍然有限，关于草莓智能化种植整体策略及对草莓生产综合调控的研究也鲜有报道。

本研究对4种不同的草莓人工智能（Artificial Intelligence，AI）辅助种植策略的技术选择和实施效果进行了对比，并以人工种植管理为参照，分析了不同AI种植策略对草莓生产的调控效果。以期为AI种植草莓的策略和技术选择提供必要参考，为草莓数字化种植技术改进提供思路。

## 2 材料和方法

### 2.1 试验环境

#### 2.1.1 试验地点和作物

草莓种植地点为云南省昆明市富民县国家高原云果产业园（25.2082°N，102.5737°E）。草莓品种选用“章姬”，其具有生长势强、结果早、坐果率高、果形大、糖度高等特性。于2020年6月20日至7月19日对营养钵苗进行短日照催花处理，7月20日定植，12月底基本完成三个花序的采收。与常年相比，2020年种植期间气温和降水量基本在正常范围，无较大波动。

#### 2.1.2 温室结构和设备

本研究包括1个AI种植策略组和1个对照组。AI种植策略组包含4种AI种植处理，分别以AI-1、AI-2、AI-3和AI-4表示，人工种植作为对照组，以CK表示。AI种植策略组所用玻璃日光温室面积为96 m$^2$（12 m×8 m），配备荷兰骑士集团生产的施肥、灌溉、开关窗、通风和遮阳等智能控制系统和环境传感器来采集温室内外的温湿度、$CO_2$浓度、风速、风向、大气压、光照和光合辐射等数据。通过萤石云摄像头远程采集植株生长图像数据，镜头分辨率为1920×1080。温室内设6条立架式栽培槽，每条栽培槽内定植100株草莓，采用泥炭和珍珠岩混合物（体积比为8:2）作为栽培基质。另，AI-2处理额外添加了光合有效辐射传感器，茎粗和叶片厚度传感器以及种植槽水含量和EC传感器，以上设施设备均可以自动控制和远程操控。CK组所用传统钢架拱棚面积为96 m$^2$（12 m×8 m），每个温室内设6条落地种植槽，每个种植槽定植100株草莓，栽培基质同AI策略组。配套设施有风机、遮阳网、防虫网、水泵、硫磺熏蒸器、滴灌软管、定

比施肥器、温湿度计、EC测量仪和pH测量仪。CK组设施和设备均需手动操作，不能进行自动控制和远程操控。

## 2.2 AI种植策略

AI种植策略组进行草莓种植管理的基本流程一致。利用环境传感器实时监测采集温室内外的气温、湿度、$CO_2$浓度以及基质温度、EC值等环境信息，利用摄像头等实时采集作物生长的图像信息，并将收集到的环境和作物信息数据经过AI决策系统的处理，结合专家经验形成对生产管理的决策，然后通过控制组件对水、肥、药和光照、温度、空气等温室环境因子进行远程控制和调节。在此基础上，AI种植策略组4个处理分别采用了个性化的AI种植策略和技术方案（表1）。

**表1　草莓AI种植策略和技术方案**

Table 1  Artificial intelligence planting strategy and technical protocols of strawberry

| 处理 | 主要特点 | 技术策略和实施过程 |
|---|---|---|
| AI-1 | 知识图谱+视觉识别+作物模型 | 结合草莓生长模型和视觉识别，通过知识推理[14]的方法实现温室管理决策以达到产量最优的目标。首先将所调研的10位专家种植经验和环境及作物传感器数据翻译成计算机语言，构建基于Neo4j的草莓种植管理知识图谱[15]。然后利用作物水肥模型和温室气候模型分析草莓植株的营养生长和生殖生长过程，由路径排序算法[16]根据知识图谱模拟专家进行决策。其中机器视觉识别主要针对作物来源数据，采用YOLOv4神经网络多特征融合法[17]实现草莓生育期、吐水情况、花序和果实的识别，通过与潜在作物长势对比的生长偏差为知识图谱决策提供依据 |
| AI-2 | 温室番茄种植模式迁移+双层算法 | 将荷兰温室番茄的智能种植模式[11, 18]迁移到草莓种植，通过改良后的机器学习和条件控制算法制定智能种植管理策略，并引入深度学习处理作物图像信息数据，预测和判断作物生长发育情况[12, 19]。采用双层算法，第一层算法是条件决策，主要是根据专家经验设定阈值，防止极端决策越过不合理界限；第二层是融合产量预测决策和设定值优化决策的混合决策。其中产量预测是基于大数据通过机器学习制定的决策，设定值优化决策是基于传统植物生理模型和专家经验的决策 |
| AI-3 | 视觉识别+作物模型+专家系统 | 将作物生长仿真器SUCROS87[20]应用于草莓潜在产量预测，计算得出在本试验条件下，每株草莓在盛果期每天最多可形成1.6 g干物质，通过与实际干物质量对比，为管理调控提供参考。基于比叶面积（Specific Leaf Area，SLA）构建了WOFOST（World Food Studies）[21]作物生长模型，预测草莓产量，结合视觉识别对比潜在长势和实际长势，由专家系统提供种植策略。其中利用CNN构建了图像识别系统，通过加入残差模块减少复杂农业背景的干扰，实现自动单叶分割、叶面积测算的目的 |
| AI-4 | 作物生长模型+发育模型 | 基于作物干物质生产分配规律和辐热积（Product of Thermal Effectiveness and Photosynthesis Active Radiation，TEP）构建草莓生长发育模型[22, 23]，对作物生长和产量形成进行预测和干预。草莓干物质生产模型主要包括叶面积指数模型、光能截获模型和干物质分配指数模型，用于既定水肥条件下的产量预测。辐热积参数的计算依据主要是基于三基点温度的相对热效应和光合有效辐射。通过作物生长模型和发育模型，自动控制相应发育期的水分和肥料，并根据作物实际长势调节辐热积参数推迟或者加快生育进程 |

## 2.3 作物生产管理方式

AI种植策略组作物生产管理分为远程管理和现场管理两部分。远程管理指通过AI智能决策系统远程操控温室控制组件，实施灌溉、施肥、遮光、补光和通风等具体操作，对温室环境和作物生长进行干预。现场管理指通过人工开展的辅助操作，具体包括摘除老叶、疏花、疏果和果实采摘。CK组生产管理均采用人工操作，包括开关棚、遮阳、水肥调控、病虫害防控以及疏花疏果等，在出现植株缺素或养分胁迫时，根据种植经验调整水肥配比，调节pH和EC值。田间植保和植株管理参照当地通用管理措施[24]。AI种植策略组和CK组的果实在成熟期采用相同的标准采摘，测定产量和品质。

## 2.4 生长发育指标测定

每两周测量记录AI种植策略组作物茎粗、叶片数、叶长和叶宽等生长指标的变化，包括用数显游标卡尺测定植株缩短茎直径，统计叶片数，用直尺测量各单株最新完全展开叶的长度和宽度。观测记录AI种植策略组各处理第一花序、第二花序和第三花序开花时间。

## 2.5 产量和品质测定

### 2.5.1 产量测定

将2020年9月10日至11月30日采收的第一和第二花序的草莓果实记入产量。采用随机抽样法测定产量,每3~4天测产一次,在每个温室中间的4条种植槽中随机抽取连续的20株作为测产对象,共计80株植株样本。所采集的熟果需满足单果重10 g以上,果形周正无病虫害,具有商品价值。产量评价采取分级评价方式,将符合要求的果实分为A级(≥30 g)、B级(21~30 g)、C级(16~20 g)、D级(10~15 g)四个级别。分级产量为样本植株不同级别平均单果重与植株总数的乘积,总产量为A~D级分级产量的总和。

### 2.5.2 品质测定

以果实甜度作为品质衡量指标。每次果实采收完成产量测定后,随机取10个果实分别从果实中部横切,挤压出果汁滴于便携式分光光度计(型号PAL-1,日本东京Atago公司)测定果实可溶性固形物含量,计算10个重复的平均值记为果实可溶性固形物含量,表征果实甜度。

## 2.6 经济性分析

经济性分析是对各组投入产出比和净收益的量化评价,仅以现场数据作为核算标准,流通环节的成本不计入。总收益根据往年云南省批发市场草莓鲜果行情分级分段计算。成本是各组在种植期间使用的设施设备等固定成本和生产投入的总和。固定成本主要包含温室使用成本(20.06元/m²)、设施成本和管理成本。生产投入包括人工维护费用、基础农药、肥料、水电费用以及新增设施和生产资料的投入。水价和电价分别按照4.20元/t和1.00元/(kWh)计算。因AI种植策略组委托专家团队进行日常温室农事管理维护,费用按照2.00元/株额定计算,所需的额外人工劳动按照14.00元/h累计核算。化肥农药等农资投入也作为额定成本进行核算,额外添加的农资和设备单独核算计入成本。净利润即总收益减去固定成本和生产投入后的差值,投入产出比即净利润与投资总额的比值。

# 3 结果与分析

## 3.1 不同AI种植处理草莓生长发育差异

### 3.1.1 茎粗

茎粗是反映作物长势的重要指标。由图1可知,草莓定植后AI-1的植株茎粗一直保持稳定增长;AI-4的植株茎粗在定植后72 d内缓慢增长,之后呈稳定增粗的态势;AI-2和AI-3定植后59 d内茎粗稳定增长,72 d左右打老叶前后茎粗显著变小,之后恢复较快增长。从定植后17~59 d,AI-4茎粗显著小于其他各处理,定植72 d后,AI-3的茎粗显著小于其他各处理。

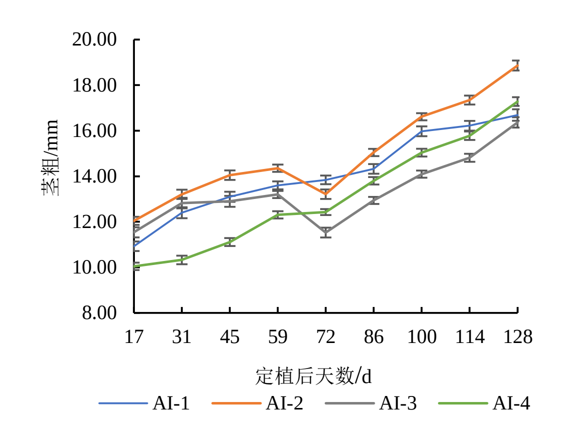



图1 草莓定植后茎粗动态变化

Fig. 1 Dynamic changes of the stem diameter of strawberry after field planting

### 3.1.2 叶片数

叶片是植物进行光合作用的主要器官,图2显示了7月20日至11月中旬草莓单株叶片数的动态变化。定植35 d时各组草莓单株平均叶片数集中在4~5片左右,之后各组呈现不同的动态变化。AI-1叶片数在前期增幅较小,定植80 d后快速增加,在98 d达到峰值9.35片/株,显著高于其他各组。AI-2叶片数量在定植56 d之前为各组最高,定植66 d打掉老叶后跌至4片左右,之后较快回升,定植后98 d的叶片数仅次于AI-1,之后略有增加。AI-3叶片数量变化趋势与AI-2相近,但作物生长期内比AI-2约少1个叶片。AI-4叶片数量自定植后35 d起持续稳定增加,较其他

组波动小。

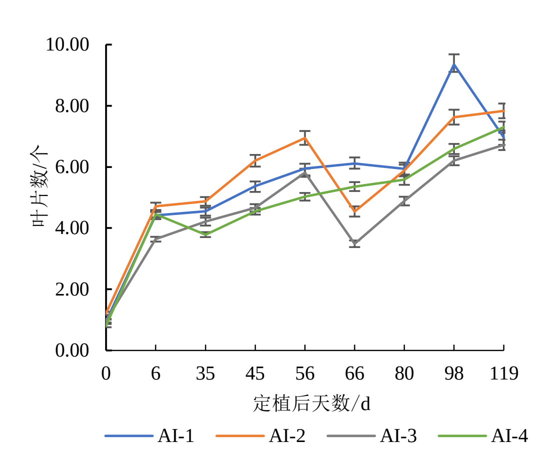



图 2　草莓定植后叶片数的动态变化

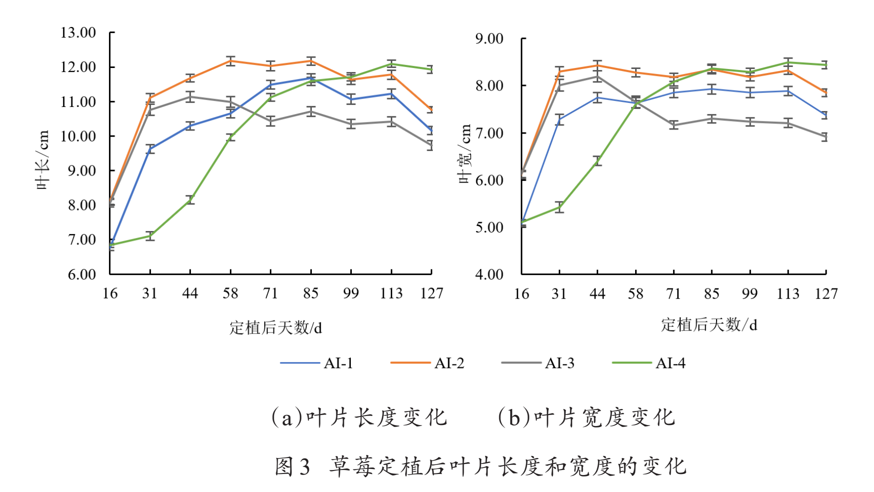
Fig. 2 Dynamic changes of strawberry leave numbers after field planting

### 3.1.3　叶长和叶宽

叶面积的大小直接影响光合作用的强弱，与果实产量密切相关。如图 3 所示，AI-2 叶长和叶宽在定植后 16～31 d 迅速增大，一直到定植后 99 d 都维持较高值，之后波动减小；AI-1 变化趋势与 AI-2 相近，但叶长和叶宽值较小。AI-3 定植后叶长和叶宽迅速增大，在定植 44 d 达到峰值后不断下降，定植 77 d 后一直显著低于其他组。AI-4 前期叶片生长缓慢，定植 58 d 后叶长和叶宽迅速扩大，定植后 113 d 左右达到顶峰，显著高于其他各组。

### 3.1.4　草莓生长发育调控效果分析

根据作物茎叶相关指标的动态变化，AI-1 的植株长势相对稳健，该处理综合运用知识图谱和视觉识别，将叶片吐水情况作为表征作物水分需求状况的重要指标并纳入机器视觉识别的范围，实现作物数据的有效采集和处理；并利用作物水肥模型及时调整水肥供给，该处理茎粗波动小，叶片数较多，叶长和叶宽值较高且相对稳定，有利于产生更多光合产物。AI-2 处理主要通过机器学习和条件控制算法制定种植策略，对营养生长的调控以减少胁迫为主要目标，依靠作物模型和专家意见来避免极端决策，茎粗、叶片数和叶长、叶宽等指标相对较高。由于温室番茄的智能种植模式不能与草莓生长完全匹配，导致植株生长发育波动较大。AI-3 处理利用 CNN 高残差网络图像识别系统实现对叶面积的高效识别，据此进行温湿调控，植株前期长势旺盛，后期长势偏弱，不利于植株进行光合作用。其原因可能是简化的作物生长仿真器未能实现对作物养分需求的模拟和预测，导致后期调控精准度下降。AI-4 处理在作物生长前期通过开窗通风等措施降低环境温度，通过减少辐热积推迟生育期，导致前期茎粗和叶片长势偏弱，中后期根据长势调节辐热积参数，加快了植株生育进程，水分和肥料供给较为充足，植株长势趋强。




(a)叶片长度变化　　(b)叶片宽度变化

图 3　草莓定植后叶片长度和宽度的变化

Fig. 3 Dynamic changes of the leaf length and width of strawberry after field planting

### 3.2 不同AI种植处理草莓开花时期差异

草莓各级花序开花时间的早晚和整齐程度部分反映了AI种植策略对营养生长向生殖生长转变调控的效果。表2显示了各AI种植策略处理第一、第二和第三花序开花时期的分布，以半个月为期，数值代表了不同时间段内各组植株的开花率。整体来看，AI-1、AI-2和AI-3处理绝大部分植株在定植后27～43 d完成了第一花序开花，在定植后74～104 d完成了第二花序开花，花期较为集中，两次花序的间隔期较长，调控效果较好。AI-4处理前期通过降低温室内温度、减少辅热积推迟了第一花序，后期通过增加辅热积和水肥供给加快生育进程，第二花序和第三花序比其他处理提前，导致第一花序和第二花序花期间隔短，重叠度大。

**表2 AI种植策略组草莓花序分化时期分布**

Table 2 Inflorescence differentiation period distribution of strawberry in AI planting groups

单位:%

| 定植后天数/d | 第一花序 | | | | 第二花序 | | | | 第三花序 | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | AI-1 | AI-2 | AI-3 | AI-4 | AI-1 | AI-2 | AI-3 | AI-4 | AI-1 | AI-2 | AI-3 | AI-4 |
| 12～26 | 1.25 | 13.92 | 5.00 | 20.83 | —— | —— | —— | —— | —— | —— | —— | —— |
| 27～43 | 97.50 | 86.08 | 91.25 | 52.78 | 5.00 | 6.41 | 3.90 | 3.90 | —— | —— | —— | —— |
| 44～58 | 1.250 | —— | 1.25 | 23.61 | 5.00 | —— | 1.30 | 11.69 | —— | —— | —— | —— |
| 59～73 | —— | —— | —— | 2.78 | 3.75 | 1.28 | —— | 50.65 | —— | —— | —— | 6.49 |
| 74～88 | —— | —— | 2.50 | —— | 51.25 | 29.40 | 28.57 | 22.08 | 2.50 | 1.27 | —— | —— |
| 89～104 | —— | —— | —— | —— | 32.50 | 57.69 | 63.64 | 6.49 | 5.00 | 5.06 | 2.56 | 3.90 |
| 105～119 | —— | —— | —— | —— | 2.50 | 5.13 | 2.60 | 5.19 | 20.00 | 21.52 | 21.79 | 59.74 |
| 120～134 | —— | —— | —— | —— | —— | —— | —— | —— | 50.00 | 18.99 | 73.08 | 24.68 |

### 3.3 不同AI种植处理草莓果实采摘时期的差异

草莓果实采摘期与花期的调控效果密切相关，表3显示了AI种植策略组各处理果实采摘期的分布。AI-1、AI-2和AI-3组采摘期基本集中在定植后63～73 d和105～134 d，74～104 d期间产量较低。AI-1处理通过调控花期使果实采摘期明显推迟，约65.40%的果实集中在105～134 d完成采摘，平均单果重由13.30 g增加至16.20 g。AI-2处理的采摘期相对提前，定植后63～73 d采摘果实的个数最多，产量占其总产量的63.28%，但单果重显著低于其他各组。AI-3处理的果实采摘均匀分布在定植后63～73 d和105～134 d。AI-4处理第一花序果实成熟期晚于其他三组，集中在定植后74～104 d采摘，平均单果重显著高于其他三组；第二花序果实集中在定植后105～134 d采摘，平均单果重为四组中最低。其原因主要是该组调控推迟了第一花序开花，干物质积累相对充足，提高了单果重，后期通过增加辅热积加快生育进程，第二花序提前，但干物质积累相对不足，同时第三花序开花提前，与第二花序果实产量形成期有重叠，影响果实发育和成熟。

**表3 AI种植策略组草莓果实采摘时期分布**

Table 3 Harvesting period distribution of strawberry in AI planting groups

| 处理 | 定植后天数/d | 产量/个 | 平均单果质量/g |
|---|---|---|---|
| AI-1 | 63～73 | 177 | 13.3 |
| | 74～104 | 15 | 13.3 |
| | 105～134 | 363 | 16.2 |
| AI-2 | 63～73 | 274 | 12.0 |
| | 74～104 | 4 | 11.7 |
| | 105～134 | 155 | 14.3 |
| AI-3 | 63～73 | 309 | 12.5 |
| | 74～104 | 5 | 11.5 |
| | 105～134 | 259 | 14.1 |
| AI-4 | 63～73 | 78 | 12.8 |
| | 74～104 | 97 | 14.5 |
| | 105～134 | 265 | 13.1 |

### 3.4 不同AI种植处理草莓产量和品质分析

从收获的第一花序和第二花序的商品果来看，AI种植策略组4个处理的累计产量显著高于CK组，4个AI种植策略的平均产量比CK组产量提高了1.66倍，CK组果实甜度的平均值则比AI种植策略组高6.50%（表4）。AI-1处理共收获草莓555个，总产量8456.10 g，A级果和B级果总占比21.65%，可溶性物质含量9.80%，产量、高等级果实占比和甜度方面均优于AI种植策略组其他3个处理。AI-2处理产量最低，低等级果实占比高，结合该组营养生长较为旺盛，第二花序的产量较低，表明对营养生长与生殖生长的调控没有达到较好的平衡。AI-3处理产量7573.20 g，仅次于AI-1处理，但D级果占比73.72%，可溶性物质含量9.23%，为AI策略组最低，相对高产的同时没有兼顾品质提升。AI-4处理产量显著低于AI-1处理和AI-3处理，A级果和B级果总占比8.70%，D级果占比73.59%，果实均匀度低，主要是前期植株长势较弱，开花整齐度低，对产量形成产生了不利影响。

表4 AI种植策略组与CK组的草莓产量与果实可溶性固形物含量对比

Table 4 Comparison of strawberry yield and soluble solids content between AI planting groups and CK group

| 处理 | 分级产量/g | | | | 总产量/g | 可溶性固形物/% |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | A级 | B级 | C级 | D级 | | |
| CK | 96.40 | 449.80 | 436.40 | 1598.60 | 2581.20 | 10.21 |
| AI-1 | 295.80 | 1535.20 | 225.30 | 4372.10 | 8456.10 | 9.80 |
| AI-2 | 0.00 | 249.20 | 881.60 | 4406.30 | 5537.10 | 9.73 |
| AI-3 | 0.00 | 529.00 | 1461.00 | 5583.20 | 7573.20 | 9.23 |
| AI-4 | 30.60 | 481.00 | 1040.60 | 4325.20 | 5877.40 | 9.59 |

注：总产量为2020年9月10日至11月30日80株草莓植株的累计产量，其中A级（≥30 g），B级（21～30 g），C级（16～20 g），D级（10～15 g）

### 3.5 不同AI种植处理草莓生产经济性分析

以第一和第二花序的产值分析各组的经济性（表5）。AI策略组4个处理投入成本均高于CK组，投入成本平均值是CK组投入成本的1.67倍。与CK组相比，AI策略组设施投入、水电投入显著增加，分别为CK组的4.08倍和1.32倍，AI策略组的人工投入和农药投入显著减少，分别为CK组的69.20%和83.28%。AI各组肥料投入差异较大，AI-3显著低于CK组，而AI-2显著高于CK组。AI组各处理产值均显著大于CK组，AI策略组产值平均值比CK组产值提高了1.82倍。AI组各处理的投入产出比均高于CK组，平均值为0.84，其中AI-1投入产出比为1.09，比CK组提高了1.27倍，AI-2投入产出比为0.61，低于其他AI组处理，但高于CK（0.48）。AI辅助草莓种植呈现高投入高产出的特征，其中AI-1处理以较低的投入达到了最高产值。

表5 草莓AI种植策略组与CK组投入产出对比

Table 5 Comparison of strawberry return on investment between AI planting group and CK group

| 处理 | 投入结构/元 | | | | | 总成本/元 | 产值/元 | 投入产出比 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 设施 | 管理 | 农药 | 肥料 | 水电费 | | | |
| CK | 64.00 | 240.00 | 14.80 | 29.20 | 15.80 | 375.60 | 181.30 | 0.48 |
| AI-1 | 267.00 | 171.20 | 9.80 | 36.90 | 105.60 | 590.40 | 642.10 | 1.09 |
| AI-2 | 264.00 | 160.00 | 10.20 | 129.40 | 129.40 | 692.90 | 422.20 | 0.61 |
| AI-3 | 256.80 | 173.10 | 13.40 | 6.80 | 130.40 | 580.40 | 568.80 | 0.98 |
| AI-4 | 256.80 | 160.00 | 15.90 | 31.70 | 162.70 | 627.00 | 413.00 | 0.66 |

### 3.6 AI种植策略调控效果综合分析

综合对比各组植株的生长发育指标、果实产量和品质及投入产出比，AI-1处理对植株生长的调控相对稳健，茎粗、叶片数、叶长和叶宽基本维持在高位，波动平缓，花期相对集中，产量、果实品质和投入产出比均有较优表现。AI-2处理的营养生长相对旺盛，但第二花序的产量显著低于其他处理，导致总产量最低，表明该组AI策

略在营养生长向生殖生长的转化上未能实现较好的调控。AI-3处理产量和投入产出比仅次于AI-1处理，但茎粗等生长指标波动明显，植株长势前旺后弱，果实甜度最低，说明AI策略对生长后期的调控效果不佳。AI-4处理的产量、品质和投入产出比低于AI-1和AI-3处理，植株长势前弱后强，第一花序推迟，第二花序提前，同一花序花期分散，该组策略对生长发育有较明确的调控效果，但调控目标有待优化。

分组来看，AI-1处理所采用的知识图谱将作物生长数据、温室环境数据和种植专家经验三种异质信息置于同一框架下进行融合化和结构化，能够解决农业数据资料分散和利用率低的问题，较准确地判断出植株在趋向理想状态时需要调控的环境因素。知识图谱实现了草莓水肥管理的智能调控，其中用YOLOv4神经网络代替传统人眼识别植株吐水情况、生育期、果实和花朵状态，对图片特征提取精度达到了83.79%，展现出了较强的可靠性和稳定性。在第一花序结果数较少的情况下，AI-1处理后期通过减少灌溉量，调控水肥促进第二花序的分化、开花和结实，得到最高产量，A级果和B级果占比高，果实甜度也较高，在投入相对较低的情况下，获得了最高的产值和净收益。

作物模型的适用度和鲁棒性对植株生长调控的精准度至关重要。AI-2处理将荷兰温室番茄的无限生长模式迁移至草莓种植，通过专家决策和数据驱动融合进行智能决策，前期主要依靠作物模型和专家意见，后期适当提高由机器学习产生决策的比重，部分弥补了传统模型不匹配的问题。该处理在管理过程中采取增加光照和减少开窗等措施尽量减少胁迫的产生，充足的水肥供给保证了植株长势良好，茎粗、叶片数和叶长、叶宽等指标相对较高，营养生长相对旺盛。但第二花序开花和结果期间，双层算法中条件决策的专家经验和机器学习的数据积累均不足，难以形成有效决策，营养生长与生殖生长的平衡失调，影响了坐果和成熟，导致最终产量不高。

SUCROS87作为一个通用仿真器被广泛应用于模拟作物潜在生长，有研究发现SUCROS87仿真器会将产量低估5%～25%[20]，其升级版本能有效降低因参数误差所导致的不准确性，在高粱、珍珠栗和棉花等作物产量预测方面得到了很好的应用。AI-3处理的调控效果表明SUCROS87仿真器也可用于草莓产量的预测，但是准确性有待提高。基于比叶面积构建的作物模型对比叶面积敏感度高，微小的比叶面积计算和测量误差都会降低模型的准确性[25]，且草莓植株打老叶、疏花疏果等常态化操作的扰动也导致模型预测误差增加。AI-3处理由专家系统实现温室内温湿度的智能调控，水肥管理主要根据标准操作程序的生产参数每周调整水肥配方。该AI策略下，作物前期植株长势良好，但第二花序开花期间茎粗、叶片数和叶长与叶宽指标显著低于其他各组，结果数量虽多，但平均单果重较低，说明简化的作物生长仿真器难以实现对养分需求的模拟和预测，导致作物生长后期的调控精准度显著下降。

通过辐热积构建作物模型可以有效避免比叶面积法对比叶面积高度敏感和破坏性取样测量的问题[26]。本研究中AI-4处理基于辐热积构建的发育模型对草莓生育期的预测表现良好，实现草莓生育期预测误差为7.87%左右，通过生长和发育模型与物联网结合实现生产管理的远程操控。该组前期为提高果实品质，通过缩短光照时间和开窗降温减少辅热积，并辅以水肥调控，推迟花序分化，导致前期植株长势较弱，茎粗、叶长和叶宽均显著低于其他各组。后期通过增加辅热积加快生育进程，但叶片数偏少，花序开花整齐度较低，果实采摘收获时间较其他组分散，且与第三花序花期重叠，虽然在10月下旬结果数较多，但由于干物质积累转化不足，单果重较低。

## 4 结论与启示

### 4.1 结论

本研究针对温室草莓智能化种植，对比研究

了四种人工智能辅助种植策略对草莓生产的调控效果。从草莓AI种植策略组的实施情况和实施效果来看，在配备较完善的智能化设备和控制组件的温室生产条件下，通过人工智能调控环境参数，在一定程度上实现了对草莓植株生长发育、开花、果实产量和品质的管控。知识图谱、深度学习、视觉识别、作物模型、作物生长仿真器、专家系统等技术可组合应用于草莓AI辅助种植。本研究中，AI-1组以知识图谱、生长模型、视觉识别等为主要AI种植策略，实现了对草莓生长发育和产量与品质的最优调控。

与传统人工种植相比，AI辅助决策能有效提高种植管控的精准度，减少水肥、农药和劳动力的投入，AI种植策略组的平均产量提高了1.66倍，平均产值提高了1.82倍，最高投入产出比提高了1.27倍。

### 4.2 AI辅助种植存在的不足与启示

本研究对不同AI策略调控效果的分析均来自此次种植，草莓产量和品质形成也是多个技术集成调控的结果，较难同时实现不同AI策略调控效果的复现，但分析结果仍可为草莓等园艺作物AI种植策略制定和关键技术选择提供参照。

4个AI策略处理均未实现完全的智能化决策与管控，一是草莓定植、打老叶、疏花疏果和采摘等都需要人工管理；二是温度、光照、水肥等管理决策的制定仅部分由数据驱动，部分依据专家经验而定。人工现场管理虽然解决了智能化决策管理不能解决的问题，但是同时也产生了新的问题。比如打老叶后，对单个植株和群体都会产生较大的扰动，对基于叶面积和植物干物质分配的生长模型而言，增加了模拟难度。

人工智能决策本质上是数据驱动的决策，但本研究中的AI策略种植组均面临数据不足的问题，其中环境参数采集的信息相对全面，而作物本体信息的采集难度大，数据量少，其主要原因之一是高精度、实时反馈的植物状态传感器的缺乏，难以实现对植株物理的、化学的和视觉的全方位监测[27]。各组均利用摄像头采集植株图像信息，图象识别技术在病虫害识别、果实识别方面研究和应用较多，但是对作物生长动态、产量性状、品质性状等信息的提取和解析难度大，也是数据驱动的智能决策需要重点解决的问题[28]。

**参考文献：**


[1] 张运涛, 雷家军, 赵密珍, 等. 新中国果树科学研究70年——草莓[J]. 果树学报, 2019, 36(10): 1441-1452.
ZHANG Y, LEI J, ZHAO M, et al. Fruit scientific research in New China in the past 70 years: Strawberry[J]. Journal of Fruit Science, 2019, 36(10): 1441-1452.

[2] 王晓立, 韩浩章, 苗昌云, 等. 草莓栽培现状与栽培方式概述[J]. 安徽农学通报, 2020, 26(10): 36-37, 116.
WANG X, HAN H, MIAO C, et al. Research cultivation status and cultivation methods of *Fragaria ananassa*[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2020, 26(10): 36-37, 116.

[3] 舒锐, 焦健, 臧传江, 等. 我国草莓产业现状及发展建议[J]. 中国果菜, 2019, 39(1): 51-53.
SHU R, JIAO J, ZANG C, et al. The current situation and development suggestions of strawberry industry in China[J]. China Fruit & Vegetable, 2019, 39(1): 51-53.

[4] LIN F, CHEN H, ZHUANG P. Intelligent greenhouse system based on remote sensing images and machine learning promotes the efficiency of agricultural economic growth[J]. Environmental Technology & Innovation, 2021: ID 101758.

[5] XIAO J, CHUNG P, WU H, et al. Detection of strawberry diseases using a convolutional neural network[J]. Plants, 2020, 10(1): 31.

[6] JIANG Q, WU G, TIAN C, et al. Hyperspectral imaging for early identification of strawberry leaves diseases with machine learning and spectral fingerprint features[J]. Infrared Physics & Technology, 2021, 118: ID103898.

[7] MA L, GUO X, ZHAO S, et al. Algorithm of strawberry disease recognition based on deep convolutional neural network[J]. Cognitive Computing Solutions for Complexity Problems in Computational Social Systems, 2021: 1-10.

[8] HE Z, KARKEE M, UPADHAYAY P. Detection of strawberries with varying maturity levels for robotic harvesting using YOLOv4[C]// 2021 ASABE Annual International Virtual Meeting, St. Joseph, Michigan: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2021: 1.

[9] ZHANG Y, YU J, CHEN Y, et al. Real-time strawberry detection using deep neural networks on embedded system (rtsd-net): An edge AI application [J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2022, 192: ID106586.

[10] PARK S, KIM J W. Design and implementation of a hydroponic strawberry monitoring and harvesting timing information supporting system based on nano AI-Cloud and IoT-Edge[J]. Electronics, 2021, 10(12): ID 1400.

[11] HEMMING S, DE ZWART F, ELINGS A, et al. Cherry tomato production in intelligent greenhouses—Sensors and AI for control of climate, irrigation, crop yield, and quality[J]. Sensors, 2020, 20(22): ID 6430.

[12] HEMMING S, DE ZWART H F, ELINGS A, etal. Remote control of greenhouse vegetable production with artificial intelligence—Greenhouse climate, irrigation, and crop production[J]. Sensors, 2019, 19(8): ID 1807.

[13] BUWALDA F, HENTEN E JVAN, DE GELDER A, et al. Toward an optimal control strategy for sweet pepper cultivation-1. a dynamic crop model[J]. Acta Hortic, 2006, 718: 367-374.

[14] 林森, 郭文忠, 郑建锋, 等. 基于知识图谱和机器视觉的智慧草莓生产托管服务系统实践[J]. 农业工程技术, 2021, 41(4): 17-20.
LIN S, GUO W, ZHENG J, et al. Practice of smart strawberry production hosting service system based on knowledge graph and machine vision[J]. Agricultural Engineering Technology, 2021, 41(4): 17-20.

[15] 张宇, 郭文忠, 林森, 等. 基于Neo4j的草莓种植管理知识图谱构建及验证[J]. 现代农业科技, 2022(1): 223-230.
ZHANG Y, GUO W, LIN S, et al. Construction and verification of knowledge graph of strawberry planting management based on Neo4j[J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2022(1): 223-230.

[16] 张宇, 赵春江, 林森, 等. 基于Penman-Monteith模型和路径排序算法相结合的草莓灌溉方法与验证[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3(3): 116-128.
ZHANG Y, ZHAO C, LIN S, et al. Irrigation method and verification of strawberry based on Penman-Monteith model and path ranking algorithm [J]. Smart Agriculture, 2021, 3(3): 116-128.

[17] 龙洁花, 郭文忠, 林森, 等. 改进YOLOv4的温室环境下草莓生育期识别方法[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3(4): 99-110.
LONG J, GUO W, LIN S, et al. Strawberry growth period recognition method under greenhouse environment based on improved YOLOv4[J]. Smart Agriculture, 2021, 3(4): 99-110.

[18] MARCELIS L F M, ELINGS A, DE VISSER PH B, et al. Simulating growth and development of tomato crop[J]. Acta Hortic, 2009, 821: 101-110.

[19] MORIMOTO, T, HASHIMOTO, Y. AI approaches to identification and control of total plant production systems[J]. Control Engineering Practice, 2000, 8: 555-567.

[20] KROPFF M J, BASTIAANS L, GOUDRIAAN J. Implications of improvements in modeling canopy photosynthesis in SUCROS (a simple and universal crop growth simulator) [J]. Netherlands Journal of Agricultural Science, 1987, 35(2): 192-194.

[21] DIEPEN C AVAN, WOLF J, KEULEN HVAN, et al. WOFOST: A simulation model of crop production[J]. Soil Use Manag, 1989, 5: 16-24.

[22] 倪纪恒, 陈学好, 陈春宏, 等. 用辐热积法模拟温室黄瓜果实生长[J]. 农业工程学报, 2009, 25(5): 192-196.
NI J, CHEN X, CHEN C, et al. Simulation of cucumber fruit growth in greenhouse based on production of thermal effectiveness and photosynthesis active radiation[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(5): 192-196.

[23] 王丹丹, 吕振宁, 李坚, 等. 基于辐热积的日光温室不同茬次袋培番茄干物质模型比较[J]. 西北农业学报, 2018, 27(2): 238-243.
WANG D, LV Z, LI J, et al. Comparison of dry matter partitioning model of tomato cultivated with growth-bag during different growing seasons based on product of thermal effectiveness and photosynthesis active radiation in solar greenhouse[J]. Acta Agriculture Boreali-occidentalis Sinica, 2018, 27(2): 238-243.

[24] RUAN J, WANG G, NING G, et al. Longer duration of short-day treatment is required to advance flowering and fruiting of decaploid strawberry 'Tokun' [J]. HortScience, 2020, 55(1): 30-34.

[25] 李永秀, 罗卫红, 倪纪恒, 等. 用辐热积法模拟温室黄瓜叶面积、光合速率与干物质产量[J]. 农业工程学报, 2005(12): 131-136.
LI Y, LUO W, NI J, et al. Simulation of leaf area, photosynthetic rate and dry matter production in greenhouse cucumber based on product of thermal effectiveness and photosynthetically active radiation[J]. Transactions of the CSAE, 2005(12): 131-136.

[26] 徐超, 王明田, 杨再强, 等. 苗期高温对草莓生育期的影响及其模拟[J]. 中国农业气象, 2020, 41(10): 644-654.
XU C, WANG M, YANG Z, et al. Effect of high temperature in seedling stage on phenological stage of strawberry and its simulation[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2020, 41(10): 644-654.

[27] 徐凌翔, 陈佳玮, 丁国辉, 等. 室内植物表型平台及性状鉴定研究进展和展望[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(1): 23-42.
XU L, CHEN J, DING G, et al. Indoor phenotyping platforms and associated trait measurement: Progress and prospects[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(1): 23-42.

[28] 周济, TARDIEU F, PRIDMORE T, 等. 植物表型组学: 发展、现状与挑战[J]. 南京农业大学学报, 2018, 41(4): 580-588.
ZHOU J, TARDIEU F,RIDMORE T, et al. Plant phenomics: History,present status and challenges[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2018, 41(4): 580-588.

# Comparative Study of the Regulation Effects of Artificial Intelligence-Assisted Planting Strategies on Strawberry Production in Greenhouse

GENG Wenxuan[1], ZHAO Junye[1*], RUAN Jiwei[2*], HOU Yuehui[3]

（1. *Ministry of Agriculture Key Laboratory of Agri-information Service Technology/ Agricultural Information Institute*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Beijing* 100081, *China*;
2. *Flower Research Institute*, *Yunnan Academy of Agricultural Sciences*, *Kunming* 650205, *China*;
3. *Agro-Tech Extension and Service Center of Yunnan Yuanjiang*, *Yuanjiang* 653300, *China*）



**Abstract:** Artificial intelligence (AI) assisted planting can improve in the precise management of protected horticultural crops while also alleviating the increasingly prevalent problem of labor shortage. As a typical representative of labor-intensive industries, the strawberry industry has a growing need for intelligent technology. To assess the regulatory effects of various AI strategies and key technologies on strawberry production in greenhouse, as well as provide valuable references for the innovation and industrial application of AI in horticultural crops, four AI planting strategies were evaluated. Four 96 $m^2$ modern greenhouses were used for planting strawberry plants. Each greenhouse was equipped with standard sensors and actuators, and growers used artificial intelligence algorithms to remotely control the greenhouse climate and crop growth. The regulatory effects of four different AI planting strategies on strawberry growth, fruit yield and qualitywere compared and analyzed. And human-operated cultivation was taken as a reference to analyze the characteristics, existing problems and shortages. Each AI planting strategy simulated and forecast the greenhouse environment and crop growth by constructing models. AI-1 implemented greenhouse management decisions primarily through the knowledge graph method, whereas AI-2 transferred the intelligent planting model of Dutch greenhouse tomato planting to strawberry planting. AI-3 and AI-4 created growth and development models for strawberries based on World Food Studies (WOFOST) and Product of Thermal Effectiveness and Photosynthesis Active Radiation (TEP), respectively. The results showed that all AI supported strategy outperformed a human-operated greenhouse that served as reference. In comparison to the human-operated cultivation group, the average yield and output value of the AI planting strategy group increased 1.66 and 1.82 times, respectively, while the highest Return on Investment increased 1.27 times. AI can effectively improve the accuracy of strawberry planting management and regulation, reduce water, fertilizer, labor input, and obtain higher returns under greenhouse production conditions equipped with relatively complete intelligent equipment and control components, all with the goal of high yield and quality. Key technologies such as knowledge graphs, deep learning, visual recognition, crop models, and crop growth simulators all played a unique role in strawberry AI planting. The average yield and Return on Investment (ROI) of the AI groups were greater than those of the human-operated cultivation group. More specifically, the regulation of AI-1 on crop development and production was relatively stable, integrating expert experience, crop data, and environmental data with knowledge graphs to create a standardized strawberry planting knowledge structure as well as intelligent planting decision-making approach. In this study, AI-1 achieved the highest yield, the heaviest average fruit weight, and the highest ROI. This group's AI-assisted strategy optimized the regulatory effect of growth, development, and yield formation of strawberry crops in consideration of high yield and quality. However, there are still issues to be resolved, such as the difficulty of simulating the disturbance caused by manual management and collecting crop ontology data.

**Key words:** artificial intelligence; strawberry; planting strategies; regulation effects; automated greenhouse; knowledge graphs